Универзитет у Београду

Електротехнички факултет



Детекција значајних тачака на лицу уз помоћ алгоритама машинског учења

Софтверско инжењерство великих база података

|  |  |
| --- | --- |
| Ментор: | Студент: |
| др Мирослав Бојовић  Стефан Тубић | Матија Додовић,  2022/3053 |

Београд, јануар 2023.

Садржај

[Садржај i](#_Toc111709988)

[1. Увод 1](#_Toc111709989)

[2. Опис модела 4](#_Toc111709990)

[2.1. Нормализована шема 4](#_Toc111709991)

[2.2. Комплетно денормализована шема 6](#_Toc111709992)

[2.3. Парцијално денормализована табела 8](#_Toc111709993)

[3. Анализа перформанси NT, FDT и PDT 11](#_Toc111709994)

[3.1. Анализа расподела трансакција 12](#_Toc111709995)

[3.2. Основна анализа над MySQL базом 13](#_Toc111709996)

[3.3. Додатна анализа над MySQL базом 15](#_Toc111709997)

[3.4. Aнализа над SQL Server базом 17](#_Toc111709998)

[4. Закључак 20](#_Toc111709999)

[Литература 21](#_Toc111710000)

[Списак скраћеница 24](#_Toc111710001)

[Списак слика 25](#_Toc111710002)

[Списак табела 26](#_Toc111710003)

[A. Додатак A: Упити за учитавање података у DT 27](#_Toc111710004)

1. Увод

У овом раду су представљени различити алгоритми детекције значајних тачака лица. Сви алгоритми за детекцију представљају неки од алгоритама дубоког учења. Испитана су два алгоритма архитектура класичних неуралних мрежа, као и три алгоритма која представљају конволуционе неуралне мреже.

1. Подаци

Скуп података је преузет са Kaggle платформе [1]. Подаци представљају слике људских лица, резолуције 96x96 пиксела. Све слике су црно-беле. Подаци за тренирање се састоје од самих слика као и координата свих значајних тачака на лицу.

* 1. Значајне тачке лица

Пример изгледа једног податка из скупа података за тренирање (слике лица са одговарајућим значајним тачкама) приказан је на слици 1.



Слика 1. Пример једног податка из скупа података за тренинг са обележеним значајним тачкама лица.

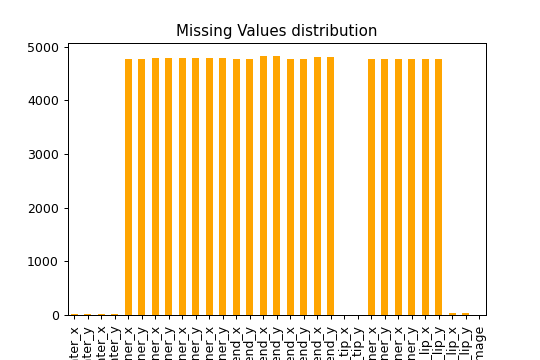
За овај проблем је од интереса 15 значајних тачака лица, по 5 за два ока, 4 за уста и 1 за нос. Свака значајна тачка је репрезентована са две координате, при чему је почетак координатног система у горњем левом углу.

* 1. Пре процесирање

Почетни скуп података је такав да садржи 7049 слике. На слици 2 је приказана расподела недостајућих координата кључних тачака. За велики број улазних података, њих око 4800, важи да је бар једна од координата недостајућа. Одбацивање таквих улазних података би редуковало скуп података за тренинг за више од 68%, па се морају применити технике допуне података.

Овакав тип проблема представља вид континуалног проблема, зато што су координате реални бројеви у 2D координатном систему. Примењена је стандардна техника пропагирања вредности унапред (*forward fill*) која подразумева преписивање вредности из претходне не недостајуће координате. Ова техника даје најбоље резултате услед природе самих података, који су такви да је лице доминантно на фотографији, и исте кључне тачке на различитим сликама су релативно блиске једна другој.

Овом техником се, такође, одржава константан број улазних података, што је повољно за саме перформансе алгоритама.



Слика 2. Расподела недостајућих вредности.

* 1. Тренинг, валидациони и тест скуп података

Целокупни скуп података је подељен на део за тернирање, валидацију и тестирање перформанси. Скуп података за тренинг алгоритама чини 90% података (6344 податка). Над овим скупом сам алгоритам машинског учења учи тежине параметра. Валиадциони и тест скуп су исте вличине (оба по 5% почетног скупа податка, што је по 352 податка). Валидациони скуп се посматра у току тренирања саме мреже, да би се на њему виделе перформансе у току самог извршавања. Тест скуп служи да се након завршеног процеса тренирања измере перформансе модела.

1. *Loss* и оптимизатори модела

Посматрани су различити модели неуралних мрежа тренирани над скупом података предвиђеним за тренирг. Као *loss* функција је, у свим моделима коришћена средња квадратна грешка (*loss* ће описивати колико направљени модел добро предвиђа вредности у односу на њихове стварне вредности).

За овакав тип проблема су, стандардно, могућа два начина израчунавања *loss*-a. Један би био *MSE* (*Mean Squared Error*), а други *MAE* (*Mean Absolute Error*). Како се MSE рачуна као средње квадратно одступање, овакав начин рачунања би био осетљивији (веће промене параметара би се јављале) за већа одступања, док је средње апсолутно одступање једнако осетљиво и на велика и на мала одступања.

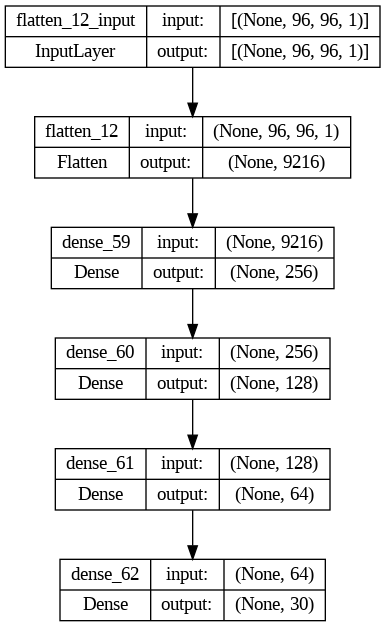
Сам процес тренинга се своди на промену тежина параметара у циљу минимизације *loss* функције. Основни алгоритам учења се ради методом градијентног спуста, чија се конвергенција може убрзавати адаптивним подешавањем хиперпараметра *learning rate*. Поред убрзавања самог процеса тренирања, потребно је обезбедити се да модел не исконвергира ка неком локалном минимуму, и услед малог *learning rate*-a не успе да извуче најбоље перформансе. Стандардни оптимизатор који обједињује ова два приступа је *Adam* (*Adaptive Moment Estimation*), који је коришћен у свим алгоритмима. Он представља комбинацију два метода, један који представља адаптивни *learning rate* за сваки од параметара (*RMS prop*), и други који значајно убрзава процес тренирања (*Momentum*)*.* Овај оптимизатор има почетну вредност *learning rate*-a која износи 0.001, а још су уведена и два хиперпараметра и (по један за сваки од алгоритама у *Adam*-у).

1. Модели неуралних мрежа и резултати њихових перформанси

Тренирање свих модела је рађено у 100 епоха, а тренинг скуп је подељен на *batch*-eve величине 32 податка. У наставку су приказани различити модели неуралних мрежа и њихове перформансе. Излаз сваке од неуралних мрежа представља 30 параметара (по два за сваку од кључних тачака). За функцију *loss* је у свим неуралним мрежама коришћена функција *МАЕ*.

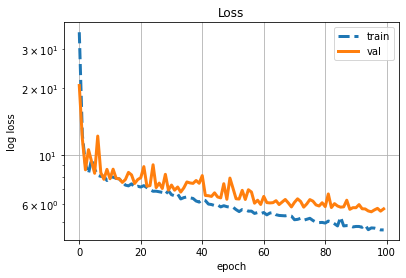
* 1. SmallNN

На слици 3 је приказана архитектура неуралне мреже под називом *SmallNN* (назив потиче од релативног броја скривених слојева у односу на остале разматране архитектуре мрежа). Улазни слој ове мреже представља слику 96x96 и након њега следи *Flatten* слој који линеаризује 2D слику у 1D вектор (са 9216 вредности). Три скривена слоја која следе су сва *Fully-Connected* и бројеви параметара су редом 256, 128 и 64. Излазни слој ове мреже је *Fully-Connected* слој са 30 параметара, који представља координате кључних тачака. Ова мрежа укупно има 2,402,654 параметара за тренирање.



Слика 3. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом *SmallNN*.

На слици 4 је приказана функција *loss* за тренинг и валидациони скуп.

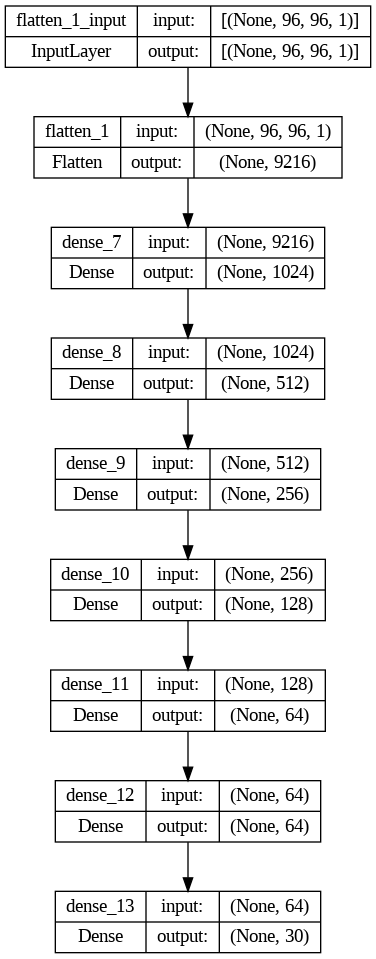


Слика 4. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *SmallNN*.

Вредност функције *loss* (*МАЕ*) је над валидационим скупом, на крају тренирања, била 4.612, док је та вредност са тренинг скупом била 5.88.

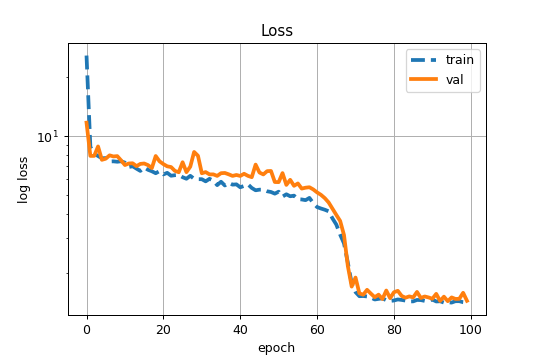
* 1. DeepNN

На слици 5 је приказана архитектура неуралне мреже под називом *DeepNN* (назив потиче од значајно већег броја скривених слојева у односу на неуралну мрежу *SmallNN*). Улазни слој ове мреже представља слику 96x96 и након њега следи *Flatten* слој који линеаризује 2D слику у 1D вектор (са 9216 вредности). Шест скривених слоја која следе су сви *Fully-Connected* и бројеви параметара су редом 1024, 512, 256, 128, 64 и 64. Излазни слој ове мреже је *Fully-Connected* слој са 30 параметара, који представља координате кључних тачака. Ова мрежа укупно има 10,141,598 параметара за тренирање.



Слика 5. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом *DeepNN*.

На слици 6 је приказана функција *loss* за тренинг и валидациони скуп.

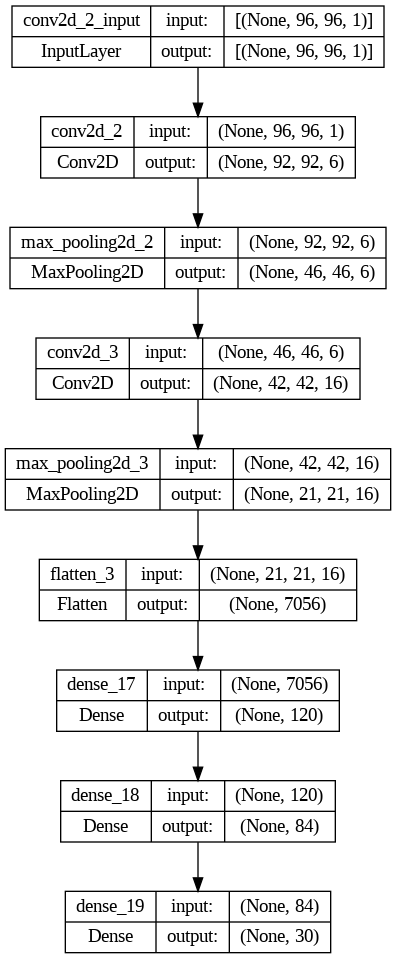


Слика 6. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *DeepNN*.

Вредност функције *loss* (*МАЕ*) је над валидационим скупом, на крају тренирања, била 0.712, док је та вредност са тренинг скупом била 1.41.

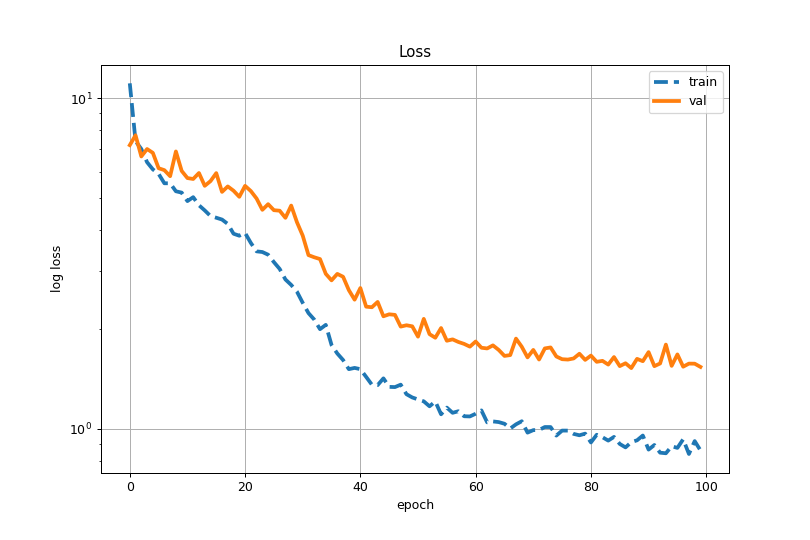
* 1. LeNet-5

На слици 7 је приказана архитектура конволуционе неуралне мреже под називом *LeNet-5* (назив потиче од архитектуралне сличности са конволуционом неуралном мрежом са истим називом, описаном у раду [2]). Улазни слој ове мреже представља слику 96x96 и након њега следe два конволуциона слоја, сваки праћен са по једним *MaxPool* слојем. Величине кернела оба конволуциона слоја су 5x5, док су димензије матрице за *MaxPool* слојеве биле 2x2. Први конволуциони слоја је димензија 96x96 и има 6 филтера, док је други конволуциони слој димензија 46x46 са 16 филтера. Након конволуционог дела ове мреже следи *Flatten* слој који линеаризује 2D улазни податак (чије су димензије након примена кнволуционих и pooling слојева 21x21x16). Последња два скривена слоја су *Fully-Connected* са бројевима параметара редом 120 и 84. Излазни слој ове мреже је *Fully-Connected* слој са 30 параметара, који представља координате кључних тачака. Ова мрежа укупно има 862,126 параметара за тренирање.



Слика 7. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом *LeNet-5*.

На слици 8 је приказана функција *loss* за тренинг и валидациони скуп.

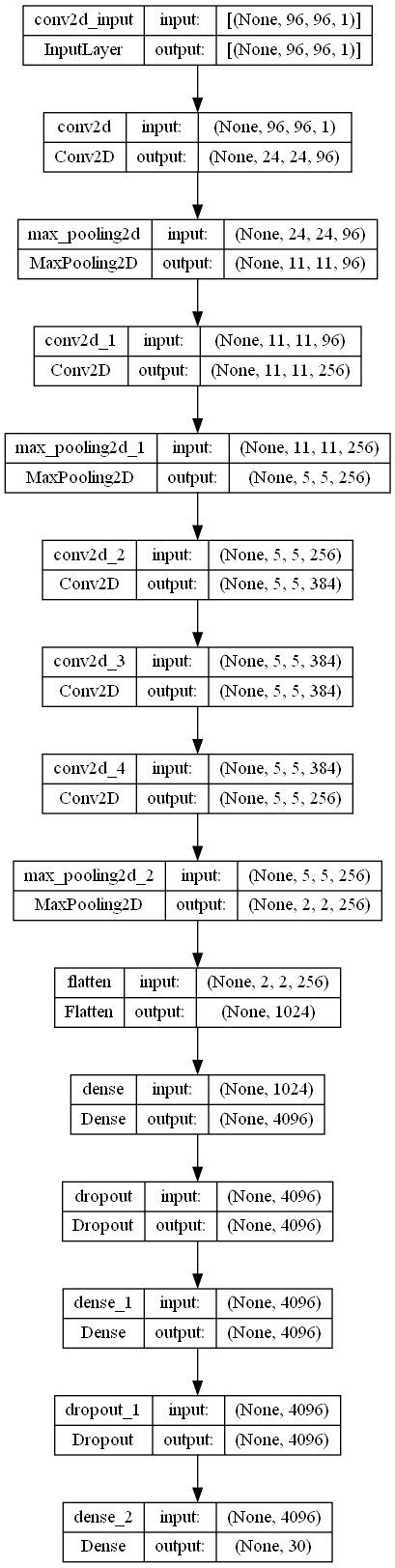


Слика 8. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *LeNet-5*.

Вредност функције *loss* (*МАЕ*) је над валидационим скупом, на крају тренирања, била 0.744, док је та вредност са тренинг скупом била 1.178.

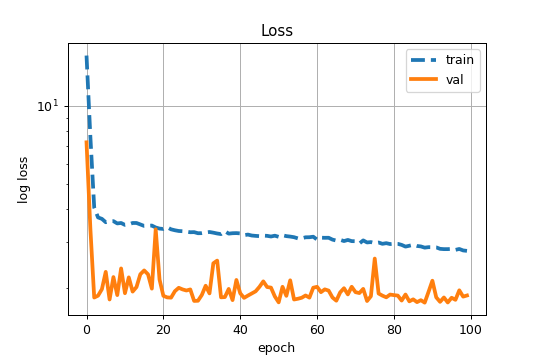
* 1. AlexNet

На слици 9 је приказана архитектура конволуционе неуралне мреже под називом *AlexNet* (назив потиче од архитектуралне сличности са конволуционом неуралном мрежом са истим називом, описаном у раду [3]). Улазни слој ове мреже представља слику 96x96 и након њега следe два конволуциона слоја, сваки праћен са по једним *MaxPool* слојем. Први конволуциони слој има кернел величине 11x11 и садржи 96 филтера, док други конволуциони слој има 256 филтера и кернел величине 5x5. Димензије матрице за *MaxPool* слојеве биле 3x3 у оба случаја. Након ове групе, следи група од три сукцесивна конволуциона слоја, са редом 384, 384 и 256 параметара, док су величине кернела у свим случајевима 3x3. Један *MaxPool* слој величине 3x3 долази након ове три сукцесивне конволуције, да би након њега следео *Flatten* слој који линеаризује 2D улазни податак (чије су димензије након примена кнволуционих и pooling слојева 2x2x256). Последња два скривена слоја су *Fully-Connected*, оба са 4096 параметара, а након сваког постоји и *Dropout* слој који за сваки *batch* гаси по 50% неурона, у оба случаја. Излазни слој ове мреже је *Fully-Connected* слој са 30 параметара, који представља координате кључних тачака. Ова мрежа укупно има 24,826,590 параметара за тренирање.



Слика 9. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом *AlexNet*.

На слици 10 је приказана функција *loss* за тренинг и валидациони скуп.



Слика 10. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *AlexNet*.

Вредност функције *loss* (*МАЕ*) је над валидационим скупом, на крају тренирања, била 2.48, док је та вредност са тренинг скупом била 1.69.

* 1. VGG-16

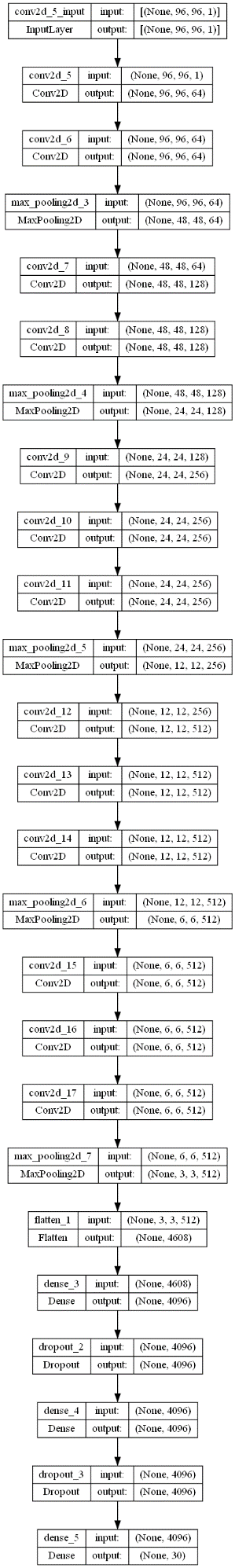
На слици 12 је приказана архитектура конволуционе неуралне мреже под називом *VGG-16* (ова неурална мрежа је потпуно иста као из референтног рада [4]). На слици 11 је приказана функција *loss* за тренинг и валидациони скуп. Ова мрежа укупно има 50,496,222 параметара за тренирање.

Chart, histogram

Description automatically generated

Слика 11. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *VGG-16*.

Вредност функције *loss* (*МАЕ*) је над валидационим скупом, на крају тренирања, била 3.2832, док је та вредност са тренинг скупом била 1.73.



Слика 11. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом *VGG-16*.

1. Дискусија и закључак

У табели 1 су приказани резултати перформанси свих коришћених алгоритама.

Табела 5.1. Перформансе алгоритама.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Алгоритам** | **Број скривених слојева** | **Број параметара за тренирање** | **Loss над тест скупом** |
| *SmallNet* | 3 | 2,402,654 | 5.88 |
| *DeepNet* | 6 | 10,141,598 | 1.41 |
| *LeNet-5* | 4 | 862,126 | 1.178 |
| *AlexNet* | 7 | 24,826,590 | 1.69 |
| *VGG-16* | 15 | 50,496,222 | 1.73 |

Графици тренда опадања вредности *loss* функције код алгоритама *AlexNet* и *VGG-16* показују да и тренинг и валидациони *loss* опадају кроз епохе. Тренд опадања ове функције има нагли пад у првим епохама. Услед чињенице да валицациони *loss* има мању вредност од вредности над тренинг скупом, закључује се да је дошло до појаве *Underfitting*-a. Ова два модела су значајно комплекснија (у погледу броја скривених слојева и у погледу броја параметара за тренирање) од осталих модела. Појава *Underfitting*-a се може јавити у ситуацији када модели нису довољно комплексни (што овде не представља случај) или у случају да величина и квалитет тренинг скупа нису довољно добри. Величине тренинг скупова над којима су ова два модела успешно тренирана су милион или десетине милиона слика (различите верзије ImageNet скупа података). За овај, релативно мали скуп података, ове две мреже су изразито комплексне и не дају добре резултате.

Перформансе мреже *SmallNet* су лошије у поређењу са мрежом *DeepNet*. Обе мреже имају архитектуру где је сваки слој *Fully-Connected*. Мрежа *SmallNet* има 5 пута мање параметара за тренирање и дупло мање скривених слојева. Ово указује на то да је за овај проблем и овај скуп података потребно имати комплекснију мрежу од представљене архитектуром мреже *SmallNet*.

Анализа тренда опадања вредности функције *loss* за мрежу *DeepNet* указује на то да се процес тренинга одвијао на сличан начин као код мреже *SmallNet* до ~60-те епохе, када се примећује значајан пад вредности *loss*-a. Разлог за овакав пад, односно проналажење неког бољег локалног минимума функције, лежи у већој комплексности ове мреже. У додатним експериментима са ове две, и додатним мрежама сачињеним само од *Fully-Connected* слојева, утврђено је да ће овај сценарио проналаска бољег локалног минимума функције бити присутан само уколико су бројеви неурона у првим скривеним слојевимa бар два реда величине већи у односу на последњи слој, који генерише 30 координата кључних тачака. Конкретно се овај ефекат видео тек приликом постављања броја неурона првог слоја на 1024, док је за веће вредности (2048 и 4096) утицај на перформансе био занемарив, док се време извршавања и број параметара значајно повећавао.

Квалитет мреже *DeepNet* се види у вредности функције *loss* над тест скупом, где она износи 1.41. То значи овај модел у просеку греши 1.41 пиксел приликом предвиђања значајних тачака лица, што представља значајно високу прецизност.

Високу прецизност у предвиђању кључних тачака постиже и конволуциона мрежа *LeNet-5*. Ова мрежа има вредност функције *loss* над тест скупом 1.2, што је боље од мреже *DeepNet*. Број параметара за тренирање које конволуциона мрежа *LeNet-5* има је више од 10 пута мањи од броја параметара *DeepNet*-a, док су перформансе ове две мреже релативно бликсе. Објашњење за ову разлику лежи у чињеници да је проблем проналажења кључних тачака лица превасходно из домена рада са сликама, у коме доминантно најбоље резултате дају конволуционе неуралне мреже. Ове мреже постижу значајније перформансе, а да притом имају значајно мањи број параметара за тренирање и да те перформансе остварују на мањим скуповима података за тренирање.

Литература

1. <https://www.kaggle.com/competitions/facial-keypoints-detection/data> (посећен 25.01.2023)
2. Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. “Gradientbased learning applied to document recognition“. *Proceedings of the IEEE*, 86 (11): 2278 – 2324, 1998.
3. A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. “Imagenet classification with deep convolutional neural networks“. *Advances in neural information processing systems*, 1097–1105, 2012.
4. K. Simonyan and A. Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *ICLR*, 2015.

Списак слика

[Слика 1. Пример једног податка из скупа података за тренинг са обележеним значајним тачкама лица. 2](#_Toc125568678)

[Слика 2. Расподела недостајућих вредности. 3](#_Toc125568679)

[Слика 3. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом SmallNN. 5](#_Toc125568680)

[Слика 4. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *SmallNN*. 6](#_Toc125568681)

[Слика 5. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом DeepNN. 7](#_Toc125568682)

[Слика 6. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *DeepNN*. 7](#_Toc125568683)

[Слика 7. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом LeNet-5. 8](#_Toc125568684)

[Слика 8. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *LeNet-5*. 9](#_Toc125568685)

[Слика 9. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом AlexNet. 10](#_Toc125568686)

[Слика 10. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *AlexNet*. 11](#_Toc125568687)

[Слика 11. *loss* функција за тренинг и валидациони скуп података за неуралну мрежу под називом *VGG-16*. 11](#_Toc125568688)

[Слика 11. Приказ архитектуре неуралне мреже под називом VGG-16. 12](#_Toc125568689)

Списак табела

[Табела 3.1. Расподела трансакција у *TPCE*. 12](#_Toc111709965)

[Табела 3.2. Резултати основне анализе над MySQL базом. 13](#_Toc111709966)

[Табела 3.3. Резултати додатне анализе над MySQL базом. 16](#_Toc111709967)

[Табела 3.4. Резултати основне анализе над SQL Server базом. 17](#_Toc111709968)